先端人工知能論Ⅱ

高度な画像認識 (Part 2) ~物体検出~

東京大学 大学院情報理工学系研究科 創造情報学専攻 講師 中山 英樹



一般物体認識の主要なタスク

易

- ▶ Categorization (カテゴリ識別)
 - 。 映ってる物体の名称を答える
 - 物体の位置を答える必要はない





horse human

human

- ▶ Detection (物体検出)
 - 。 矩形で物体の位置を切り出す





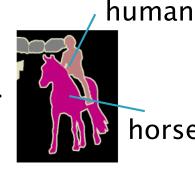


horse

- Semantic Segmentation
 - ピクセルレベルで物体領域を認識







難



深層学習以前(1)

▶ Haar-like 特徴による顔検出 [Viola & Jones, CVPR '01]



$$H(r1,r2) = S(r1) - S(r2)$$

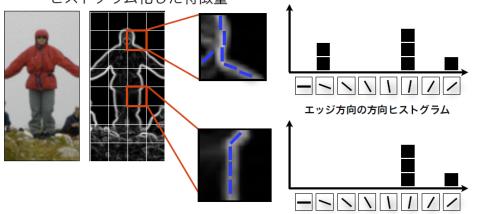
領域Aの平均輝度

領域Bの平均輝度





- ▶ HOG特徴 [Dalal, CVPR '05]
 - 局所領域におけるエッジ(勾配)の方向を ヒストグラム化した特徴量

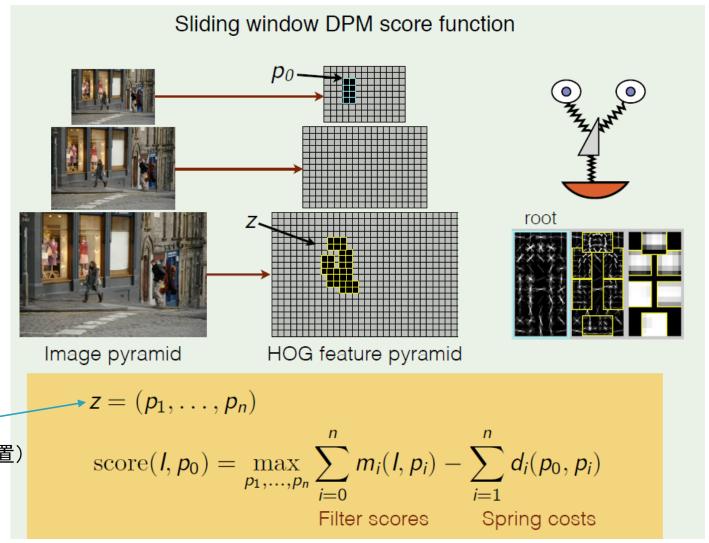


※中部大藤吉先生のスライドより引用



http://vision.stanford.edu/teaching/cs231b_spring1213/slides/dpm-slides-ross-girshick.pdf

Deformable part model [Felzenszwalb+, CVPR'08]



潜在変数 (各パーツの位置)



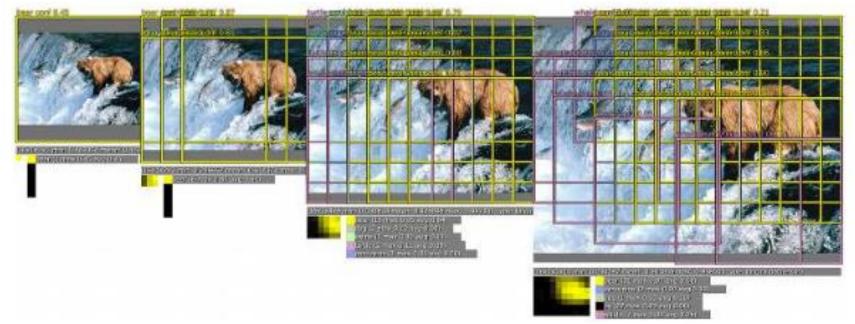
物体検出の難しさ

- ▶ 候補となる領域の多い
 - ナイーブなsliding windowは計算量が爆発
- ▶ CNNの場合、プーリングにより解像度が落ちる
 - 。高精度な位置推定が本質的に困難



Detection by Regression

- OverFeat [Sermanet et al., ILSVRC'13]
 - 最終畳み込み層(アップサンプリング込み)の各グリッドでクラス識別+物体領域の座標を回帰
 - 計算はほとんどの部分が共有できるので高効率





Detection by Object Region Proposals

- ▶ R-CNN [Girshick et al., CVPR'2014]
 - 物体の領域候補を多数抽出(これ自体は別手法)
 - 無理やり領域を正規化し、CNNで特徴抽出
 - SVMで各領域を識別

R-CNN: Regions with CNN features

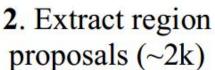
warped region

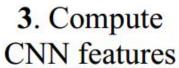


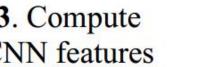
1. Input image

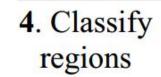












tymonitor? no.

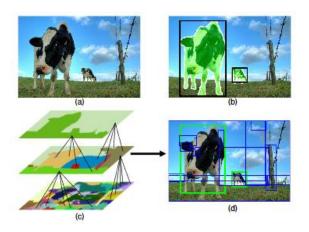
aeroplane? no.

person? yes.

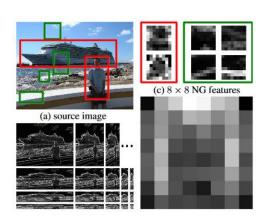


Region proposal (Region of interest)

- Selective search
 - [van de Sande et al., CVPR'11]
 - セグメンテーションベース

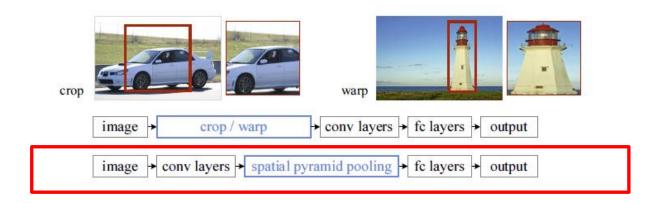


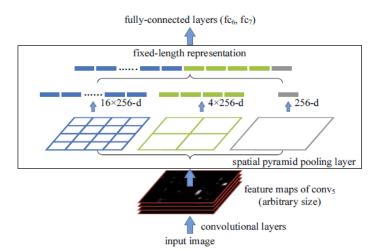
- Bing
 - [Cheng et al., CVPR'14]
 - 入力画像を変換して候補領域を探索
 - 。とても速い
- Multibox
 - [Erhan et al., CVPR'14]
 - 。 Deep learningで候補領域を生成



Region warping はどうにかならないか?

- Spatial pyramid pooling [He+, ECCV'14]
 - 入力に対する、畳み込み層の相対位置でのプーリングでOK

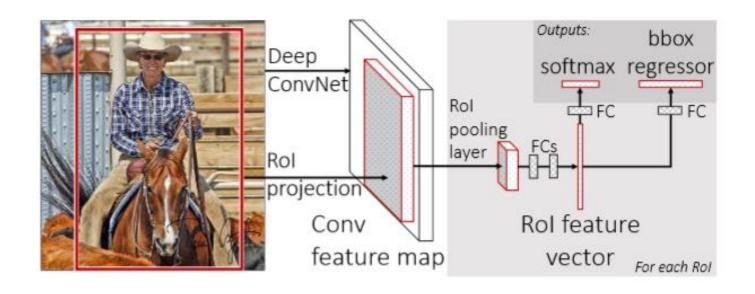






R-CNNの拡張(1)

- ▶ Fast R-CNN [Girshick, ICCV'15]
 - 。Region warping の代わりにSPPを導入
 - 。識別速度を数百倍高速化
 - ・学習の効率化





R-CNNの拡張(2)

- ▶ Faster R-CNN [Ren et al., NIPS'15]
 - 物体候補領域自体をNNで生成
 - 。 識別層までend-to-endで学習
 - より少ない候補領域から 高精度な認識

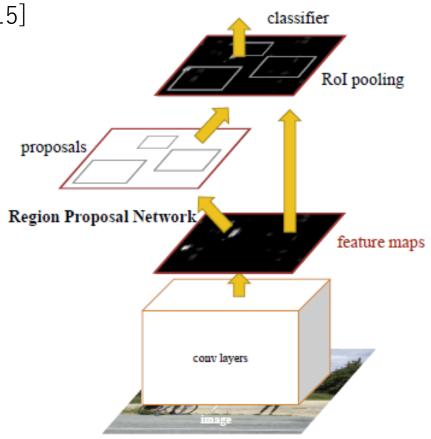
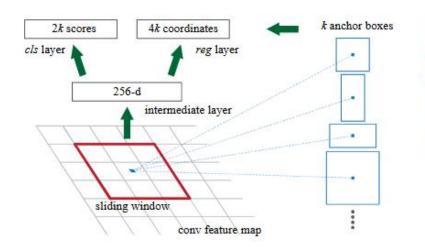


Figure 2: Faster R-CNN is a single, unified network for object detection. The RPN module serves as the 'attention' of this unified network.



Region Proposal Network (RPN)

- ▶ 特徴マップの各受容野(sliding window)で物体領域を予測
 - 。各領域の位置・大きさを回帰、物体/非物体の識別
 - ・ k候補領域→(4+2) x kの出力数
 - RPN部のパラメータは全領域で共有(位置不変)
 - ・ 実際には1x1の畳み込みレイヤとして実装可能
 - Multiboxと比較して大幅なパラメータ数の削減、高速化







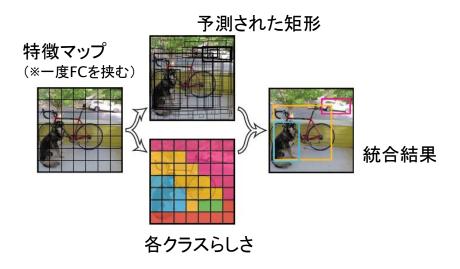
余談:発表時系列

- ▶ R-CNN arXiv初版 2013年11月
- ▶ R-CNN 発表@CVPR'14 2014年6月
- ▶ Fast R-CNN arXiv初版 2015年4月
- ▶ Faster R-CNN arXiv初版 2015年6月
- ▶ Faster R-CNN 発表@NIPS'15 2015年12月
- ▶ Fast R-CNN 発表@ICCV'15 2015年12月

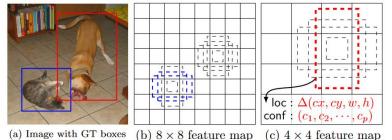


Region proposal もいらないのでは…?

- Single-shot アーキテクチャの台頭
 - 。 直接的に各物体クラスらしさを推定 (bounding box回帰と同時)
- YOLO (you only <u>look once</u>) [Redmon et al., CVPR'16]



SSD (single-shot multibox detector) [Liu et al., ECCV'16]

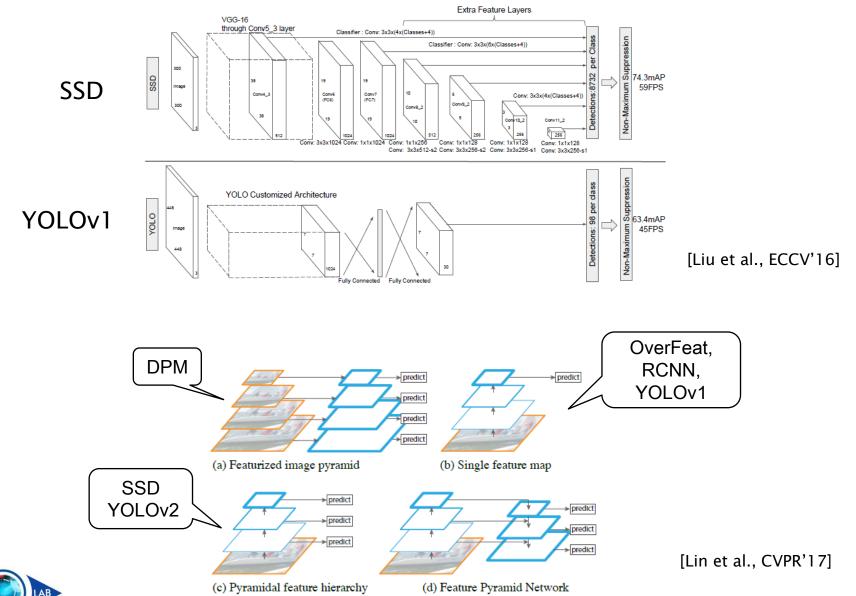


cx, cy, w, h c_2, \cdots, c_p



※複数の特徴マップを利用するための工夫がされている

Single-shot系アーキテクチャの比較



性能比較

	YOLO								YOLOv2
batch norm?		✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
hi-res classifier?			\checkmark	\checkmark	\checkmark	\checkmark	\checkmark	\checkmark	✓
convolutional?				\checkmark	\checkmark	\checkmark	\checkmark	\checkmark	✓
anchor boxes?				\checkmark	\checkmark				
new network?					\checkmark	\checkmark	\checkmark	\checkmark	✓
dimension priors?						\checkmark	\checkmark	\checkmark	✓
location prediction?						\checkmark	\checkmark	\checkmark	✓
passthrough?							\checkmark	\checkmark	✓
multi-scale?								\checkmark	✓
hi-res detector?									✓
VOC2007 mAP	63.4	65.8	69.5	69.2	69.6	74.4	75.4	76.8	78.6

Detection Frameworks	Train	mAP	FPS
Fast R-CNN [5]	2007+2012	70.0	0.5
Faster R-CNN VGG-16[15]	2007+2012	73.2	7
Faster R-CNN ResNet[6]	2007+2012	76.4	5
YOLO [14]	2007+2012	63.4	45
SSD300 [11]	2007+2012	74.3	46
SSD500 [11]	2007+2012	76.8	19
YOLOv2 288 × 288	2007+2012	69.0	91
$YOLOv2\ 352 \times 352$	2007+2012	73.7	81
YOLOv2 416×416	2007+2012	76.8	67
$YOLOv2\ 480 \times 480$	2007+2012	77.8	59
YOLOv2 544×544	2007+2012	78.6	40



Region proposalとは何だったのか? (雑感)

- ▶ Single-shot でうまくいくようになった
 - 結局OverFeatと同じアプローチへ戻る

- ▶ Region proposalは(広い意味で)カリキュラム学習の一つ
 - 難しい問題をサブタスクへ分割するとうまくいくことが多い
 - データ量や、周辺技術の進展で無意味になることも

- ▶ 深層学習界隈ではよくある展開
 - (逆に復活することも…?)



演習

- Faster-RCNN, SSD (ChainerCV)
- ▶ YOLOv2のChainerコードの解説・実行

